

# 一种基于多进化神经网络的分类方法\*

商琳<sup>1+</sup>, 王金根<sup>2</sup>, 姚望舒<sup>1</sup>, 陈世福<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(南京大学 计算机软件新技术国家重点实验室,江苏 南京 210093)

<sup>2</sup>(解放军炮兵学院,安徽 合肥 230031)

## A Classification Approach Based on Evolutionary Neural Networks

SHANG Lin<sup>1+</sup>, WANG Jin-Gen<sup>2</sup>, YAO Wang-Shu<sup>1</sup>, CHEN Shi-Fu<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(National Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210093, China)

<sup>2</sup>(Artillery Academy of PLA, Hefei 230031, China)

+ Corresponding author: Phn: +86-25-83593163, Fax: +86-25-83593163, E-mail: shanglin@nju.edu.cn, http://cs.nju.edu.cn

Received 2004-08-12; Accepted 2005-02-04

Shang L, Wang JG, Yao WS, Chen SF. A classification approach based on evolutionary neural networks. *Journal of Software*, 2005,16(9):1577-1583. DOI: 10.1360/jos161577

**Abstract:** Classification is important in data mining and machine learning. In this paper, a classification approach based on evolutionary neural networks (CABEN) is presented, which establishes classifiers by a group of three-layer feed-forward neural networks. The neural networks are trained by an improving algorithm synthesizing modified Evolutionary Strategy and Levenberg-Marquardt optimization method. The class label of the identifying data can first be evaluated by each neural network, and the final classification result is obtained according to the absolute-majority-voting rule. Experimental results show that the algorithm CABEN is effective for the classification, and has the better performance in classification precision, stability and fault-tolerance comparing with the traditional neural network methods, Bayesian classifiers and decision trees, especially for the complex classification problems with many classes.

**Key words:** evolutionary computation; evolutionary strategy; neural network; classification

**摘要:** 分类问题是目前数据挖掘和机器学习领域的重要内容.提出了一种基于多进化神经网络的分类方法 CABEN(classification approach based on evolutionary neural networks).利用改进的进化策略和 Levenberg-Marquardt 方法对多个三层前馈神经网络同时进行训练.训练好各个分类模型以后,将待识别数据分别输入,最后根据绝对多数投票法决定最终分类结果.实验结果表明,该方法可以较好地进行数据分类,而且与传统的神经网络方法以及贝叶斯方法和决策树方法相比,在分类精度方面有明显的改善,体现出较好的稳定性和容错性,尤其适用于类别数较多且分类困难的复杂分类问题.

\* Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60273033 (国家自然科学基金); the Natural Science Foundation of Jiangsu Province of China under Grant No.BK2004079 (江苏省自然科学基金)

作者简介: 商琳(1973 - ),女,河北曲阳人,博士,讲师,主要研究领域为数据挖掘,机器学习, Rough 集;王金根(1972 - ),男,副教授,主要研究领域为神经网络,模糊逻辑,遗传算法;姚望舒(1975 - ),男,博士,主要研究领域为进化计算,神经网络;陈世福(1938 - ),男,教授,博士生导师,主要研究领域为机器学习,分布式人工智能,数据挖掘.

关键词: 进化计算;进化策略;神经网络;分类

中图法分类号: TP183 文献标识码: A

分类问题是数据挖掘、模式识别和机器学习领域中的重要研究内容<sup>[1,2]</sup>.目前应用较广的分类方法主要有贝叶斯方法<sup>[3,4]</sup>、决策树方法<sup>[5,6]</sup>和神经网络方法<sup>[1,7]</sup>.其中,神经网络方法通过建立有学习能力的分类模型,能够对大量复杂的数据进行分析,其对复杂问题进行建模的能力以及对噪声数据的高承受能力使其在分类方面得到了广泛的应用.

在各种神经网络模型中,应用和研究较多的是前馈神经网络模型.对前馈神经网络模型进行训练,采用的传统方法有标准 BP 算法、采用附加动量和学习率自适应调整的改进 BP 算法(简称 BPX 方法)、Levenberg-Marquardt 优化方法(简称 LM 方法)等<sup>[8]</sup>.标准 BP 算法虽然为训练网络提供了简单而有效的方法,但却存在收敛速度慢和易陷入局部极小问题,而且一次训练只能针对一个网络模型.BPX 方法中附加动量的引入在一定程度上解决了局部极小的问题,但其训练速度仍然很慢;学习速率可变的策略在误差增加不太大的范围内,能够提高学习速率,从而得到比标准 BP 算法更快的收敛速度,然而,存在权值修正量很小的问题,致使学习效率降低.LM 方法有学习时间短的优点,但是对于复杂的问题,该方法需要很大的存储空间,而且也存在易陷入局部极小的缺陷.

纵观这 3 种方法的优缺点,我们认为有必要研究出一种新的训练方法,该方法不仅具有快的训练速度,而且还要使训练出的网络分类精度高且不易陷入局部极小.进化策略具有良好的全局搜索能力<sup>[9,10]</sup>,这恰好弥补了 LM 方法的不足.本文提出的基于多进化神经网络<sup>[11,12]</sup>的分类方法 CABEN(classification approach based on evolutionary neural networks)正是基于这种思想,采用改进的进化策略和 LM 相结合的方法,对神经网络进行训练,使得搜索效率大大提高.

CABEN 分类方法仿照多个领域专家根据各自的经验解决同一个分类问题的过程,利用改进的进化策略和 Levenberg-Marquardt 相结合的方法,对多个三层前馈神经网络同时进行训练.最后按照绝对多数投票法将各个神经网络模型的输出进行综合,以决定最终分类结果.

## 1 CABEN 分类方法的设计思想

CABEN 方法首先针对具体问题抽象出输入数据集和类别集合,然后通过改进的训练方法对多个三层前馈神经网络进行训练,从而建立神经网络的分类模型.将待识别数据输入训练好的各个模型以后,按照最大值将其划分到相应的类别,最后根据绝对多数投票法决定最终分类结果.

CABEN 方法的基本模型框架如图 1 所示.CABEN 方法的主要设计思想是应用神经网络来建立分类模型,其特点在于利用改进的进化策略和 LM 相结合的方法对各个神经网络进行训练.因为进化策略具有良好的全局搜索能力,而 LM 方法具有学习时间短的优点,所以,CABEN 方法采用两者相结合的技术进行训练,从而在整体性能上得到提高.

## 2 CABEN 分类算法

CABEN 分类算法由两部分构成,首先是训练神经网络,以确立分类模型;然后是对待识别数据进行分类.

### 2.1 神经网络模型的训练

我们首先对 CABEN 方法中应用进化策略所采用的个体表示方法、初始群体的产生、变异操作和适应度评价方法进行介绍.

#### (1) 个体表示方法

设单个神经网络为三层前馈神经网络,输入层、输出层和隐层结点数目分别为  $r, s, h$ .  $w_{ij}^1 (i=1, \dots, r, j=1, \dots, h)$  为输入层至隐层的权值,  $w_{ij}^2 (i=1, \dots, h; j=1, \dots, s)$  为隐层至输出层的权值,  $\alpha_i (i=1, \dots, h)$  为隐层结点的

阈值,  $\beta_i (i = 1, \dots, s)$  为输出层结点的阈值, 则 CABEN 方法中进化策略的个体表示为单个神经网络的所有权值和阈值  $w^1, w^2, \alpha, \beta$  按顺序构成的向量. 多个神经网络的结构相同, 即具有相同数目的输入、输出和隐层结点.

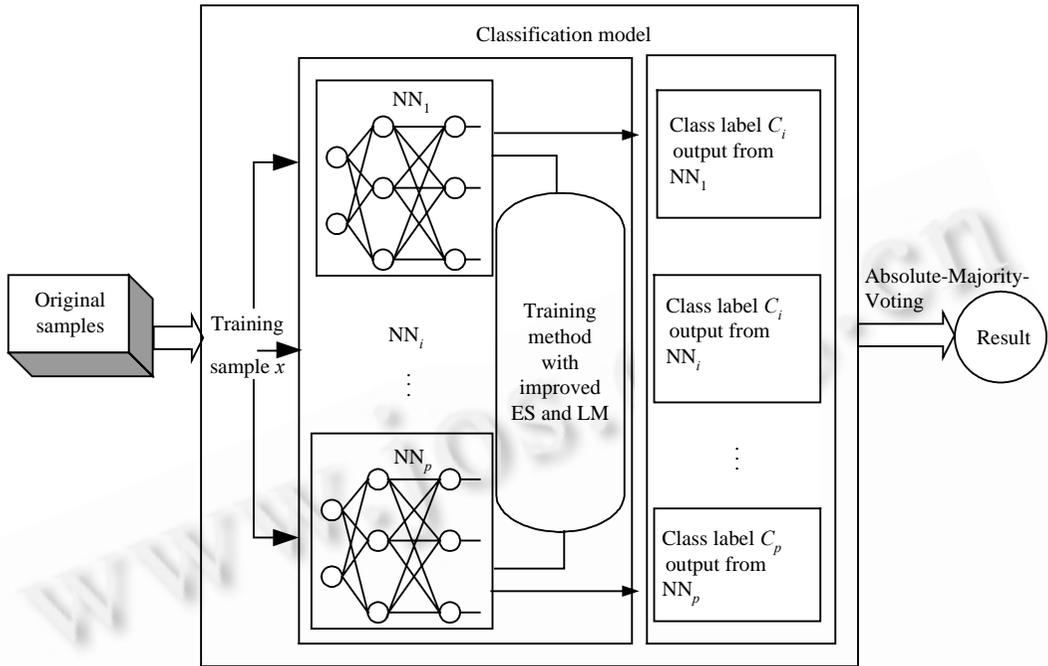


Fig.1 Framework of CABEN  
图1 CABEN方法的框架结构

(2) 初始群体的产生

随机产生  $P$  个初始父本  $X_1^1, X_2^1, \dots, X_P^1$ , 初始父本的个数  $P$  等于神经网络的个数, 即  $P$  个父本  $X_1^1, X_2^1, \dots, X_P^1$  对应于  $P$  个相同结构的神经网络.

(3) 变异操作

变异操作是产生新个体的一种最主要的方法. 对任一父本  $X_i^k = (x_i^k, \sigma_i^k) (i = 1, 2, \dots, P), k$  为进化代数, 变异产生的子代为  $(X_i^k)'$ .

$X_i^k$  中  $x_i^k$  的相应分量  $x_{ij}^k (j = 1, 2, \dots, L)$  按照公式(1)变异产生新个体  $(x_{ij}^k)'$ :

$$(x_{ij}^k)' = x_{ij}^k + \sigma_i^k(j) \cdot N(0,1) \tag{1}$$

其中,  $L$  为向量  $x_{ij}^k$  的长度;  $N(0,1)$  是均值为 0, 方差为 1 的正态随机变量.

$X_i^k$  中均方差向量  $\sigma_i^k$  的相应分量  $\sigma_i^k(j) (j = 1, 2, \dots, L)$  按照公式(2)变异产生新个体  $(\sigma_i^k(j))'$ :

$$(\sigma_i^k(j))' = (B + A \cdot (f(X_i^k))^\alpha) \cdot \sigma_0(j) \tag{2}$$

其中,  $i = 1, \dots, P, j = 1, \dots, L, k = 1, \dots, k_{\max}, B = 0.5 \sim 1, \alpha = 1$  或  $2, f(X_i^k)$  为第  $k$  代第  $i$  个父本的适应度,  $A = C / \min\{(f(X_i^1))^\alpha\}, C = 0.5 \sim 2, \sigma_0(j)$  为  $\sigma_0$  的第  $j$  个分量, 这里,  $\sigma_0(j) = 1, j = 1, 2, \dots, L$ .

(4) 适应度评价

在进化策略中, 直接设定每个个体的适应度等于所求优化问题的目标函数值, 而不再对目标函数进行任何变换处理. CABEN 方法中进化策略的适应函数  $f(X_k^1)$  定义为

$$\left. \begin{aligned} f(X_k^1) &= 1/E(i) \\ E(i) &= \|Y - \bar{Y}\|_2 \end{aligned} \right\} \tag{3}$$

其中,  $X_k^i$  为进化到第  $k$  代的第  $i$  个父本;  $Y$  是期望输出,  $\bar{Y}$  是神经网络实际输出;  $E(i)$  为误差的  $L_2$  范数. 当适应度值较大时, 个体相对较好.

基于如上定义和表示, CABEN 方法采用改进的进化策略和 LM 相结合的方法对神经网络进行训练, 算法如下:

**算法 1.** CABEN 方法的神经网络模型训练算法.

输入: 训练数据集.

输出:  $P$  个神经网络模型,  $P > 1$ .

第 1 步: 初始化相关参数. 设定种群规模  $P$ , 即神经网络的个数, 最大进化代数  $k_{\max}$ , 均方差向量  $\sigma$  的初值  $\sigma_0 \in R^{L \times 1}$ . 令初始进化代数  $k = 1$ .

第 2 步: 随机产生  $P$  个初始父本  $X_1^k, X_2^k, \dots, X_P^k$ , 每一个父本  $X_i^k = (X_i^k, \sigma_i^k)$ , 按照公式(3)计算每个父本的适应度  $f(X_i^k)$  ( $i = 1, \dots, P$ ).

第 3 步: 对任一父本  $X_i^k$  ( $i = 1, 2, \dots, P$ ), 变异产生子代  $(X_i^k)'$ , 其相应分量  $x_{ij}^k$  ( $j = 1, 2, \dots, L$ ) 按公式(1)变异为  $(x_{ij}^k)'$ ; 父本  $X_i^k$  中均方差向量  $\sigma_i^k(j)$  ( $j = 1, 2, \dots, L$ ) 按照公式(2)变异产生新个体  $(\sigma_i^k)'$ .

第 4 步: 按照公式(3)计算  $P$  个子代的适应度  $f((X_i^k)')$  ( $i = 1, \dots, P$ ).

第 5 步: 选择算子采用  $(\mu + \lambda) - ES$  进化策略, 令  $\mu = P, \lambda = P$ , 则选择出的个体集合为  $select(\max_{i=1, \dots, P} (f((X_i^k)'), f(X_i^k)))$ , 即从  $P$  个父代和  $P$  个子代个体的并集中选择  $P$  个适应度函数值最大的个体.

第 6 步:  $k \leftarrow k + 1$ , 如果  $k > k_{\max}$ , 则算法转第 7 步; 否则, 转第 3 步.

第 7 步: 根据  $X_1^k, X_2^k, \dots, X_P^k$  构造  $P$  个相同结构的神经网络, 即第  $i$  ( $i = 1, \dots, P$ ) 个神经网络的权值和阈值分别是: 输入层至隐层的权值为  $(x_{ij}^k)$  ( $j = 1, \dots, r * h$ ), 隐层至输出层的权值为  $(x_{ij}^k)$  ( $j = r * h + 1, \dots, r * h + h * s$ ), 隐层结点的阈值为  $(x_{ij}^k)$  ( $j = r * h + h * s + 1, \dots, r * h + h * s + h$ ), 输出层结点的阈值为  $(x_{ij}^k)$  ( $j = r * h + h * s + h + 1, \dots, r * h + h * s + h + s$ ).

第 8 步: 设置 LM 方法的相关参数、最大训练次数  $t_{\max}$  和误差精度  $err$ .

第 9 步: 用 LM 方法继续进行训练, 当达到最大训练次数或精度要求时, 算法终止.

## 2.2 分类过程

通过第 2.1 节描述的算法训练好若干个神经网络之后, 我们就确立了分类模型. 对于待识别数据, 按照算法 2 进行分类.

**算法 2.** 待识别数据的分类过程.

输入: 待识别数据  $x$ .

输出:  $x$  所属类别  $C$ .

第 1 步: 将待识别数据  $x$  分别输入训练好的  $P$  个神经网络模型  $NN_1, NN_2, \dots, NN_P$ .

第 2 步: for  $i = 1$  to  $P$

    计算第  $i$  个神经网络的输出, 即对应于各个类别的输出  $c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{ih}$  ( $t$  为类别数);

    确定第  $i$  个神经网络的分类结果  $C_i$  为  $\max(c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{ih})$ .

第 3 步: 对各个分类结果  $C_i$  ( $i = 1, \dots, P$ ), 按照绝对多数投票法确定最终  $x$  的类别  $C$ .

## 3 实验及其结果分析

本节对 CABEN 分类方法进行实验分析. 实验数据来自 UCI 机器学习数据库中的 6 个数据集<sup>[13]</sup>. 数据集的基本情况见表 1.

Table 1 Description of experimental data sets

表 1 实验数据集的基本描述

	Data set	Samples number	Attributes number	Classes number
1	Cleveland	296	13	2
2	Glass	214	9	6
3	Iris	150	4	3
4	Lymphography	148	18	4
5	Vehicle	846	18	4
6	Wine	178	13	3

### 3.1 实验方法

#### (1) 实验 1

通过传统的神经网络训练方法(BP,BPX,LM)可以建立分类模型,实现对数据的分类.实验 1 的主要目的是将 CABEN 方法与 BP,BPX,LM 方法进行比较.

我们对 Glass 和 Wine 数据集分别进行实验.在实验过程中采用了完全不相交的测试集和训练集.设总样本集为  $T$ ,训练样本集为  $TR$ ,测试样本集为  $TS$ ,其中  $T = TR \cup TS, TR \cap TS = \emptyset$ .每组实验都进行 10 次,实验结果为总体分类精度,取 10 次实验的平均值.

实验过程主要分为以下两部分:

第 1 部分,设定训练集与测试集的比例依次为 2:3,3:2 和 4:1,以考察在不同样本数目的条件下,CABEN 方法的实验结果与 BP,BPX,LM 的对比情况.实验结果见表 2 和表 3.

第 2 部分,在训练集与测试集比例为 4:1 的条件下,调节神经网络的隐层结点数目,以考察在不同隐层结点数目下,CABEN 方法与其他神经网络方法(BP,BPX,LM)的比较结果.实验结果如图 2 和图 3 所示.

实验中参数的具体设置为:种群规模即神经网络个数  $P = 10$ ,进化代数  $k_{\max} = 20$ ,  $\alpha = 1$ ,  $B = 0.5$ ,  $C = 0.5$ .

#### (2) 实验 2

在各种分类方法中,贝叶斯方法与决策树方法已经取得了较好的成果<sup>[3,5]</sup>.实验 2 的目的是将本文提出的 CABEN 方法与贝叶斯方法和决策树方法进行比较.

我们采用 5 倍交叉验证(5 fold cross validation)的方法在 Cleveland,Glass,Iris,Lymphography 和 Vehicle 这 5 个数据集上分别进行实验,每组实验都进行 5 次,实验结果为测试集上的分类精度,取 5 次实验的平均值.将实验所得数据与文献[3]中的贝叶斯分类、贝叶斯网络、C4.5 方法相比较,结果见表 4.

实验中参数的具体设置为:种群规模  $P = 6$ ,进化代数  $k_{\max} = 20$ ,  $\alpha = 1$ ,  $B = 0.5$ ,  $C = 0.5$ ,Cleveland,Glass,Iris,Lymphography 和 Vehicle 数据集实验中神经网络隐层结点数分别为 5,8,5,7,7.

### 3.2 实验结果及分析

(1) 实验 1 的结果见表 2、表 3 以及图 2、图 3.

表 2 和表 3 记录了在不同训练集大小的条件下,本文提出的 CABEN 方法与其他神经网络方法在分类精度和训练时间上的不同结果.可以看出,CABEN 方法在各种不同训练集大小的条件下,分类精度都是最高的;在训练时间方面,除了 LM 方法,CABEN 方法与其他方法相差不多.需要说明的是,LM 方法虽然训练时间短,但分类效果较差,所以并不可取.

Table 2 Experimental results of Glass data set (Experiment 1)

表 2 Glass 数据集实验结果(实验 1)

Training method	Classification precision (%)			Training time (s)		
	[TR]/[TS]	[TR]/[TS]	[TR]/[TS]	[TR]/[TS]	[TR]/[TS]	[TR]/[TS]
	2:3	3:2	4:1	2:3	3:2	4:1
BP	64.58	67.15	74.44	81.095 2	146.922 0	182.015 6
BPX	63.69	69.35	72.89	85.267 1	150.453 0	187.532 0
LM	54.72	68.93	70.89	10.159 5	12.343 0	83.937 0
CABEN	68.32	79.02	90.19	70.907 7	85.733 0	227.827 0

Table 3 Experimental results of Wine data set (Experiment 1)

表 3 Wine 数据集实验结果(实验 1)

Training method	Classification precision (%)			Training time (s)		
	TR / TS	TR / TS	TR / TS	TR / TS	TR / TS	TR / TS
BP	97.19	97.75	99.21	33.984 0	42.203 0	49.174 8
BPX	98.43	98.88	99.55	16.709 4	43.531 0	44.459 4
LM	95.90	92.64	96.69	0.893 6	1.365 8	1.547 0
CABEN	98.99	99.78	99.89	6.662 6	9.765 6	13.499 8

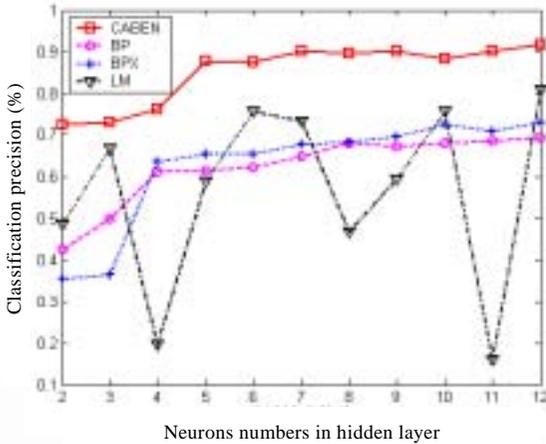


Fig.2 Experimental results for Glass data set  
图 2 Glass 数据集实验结果

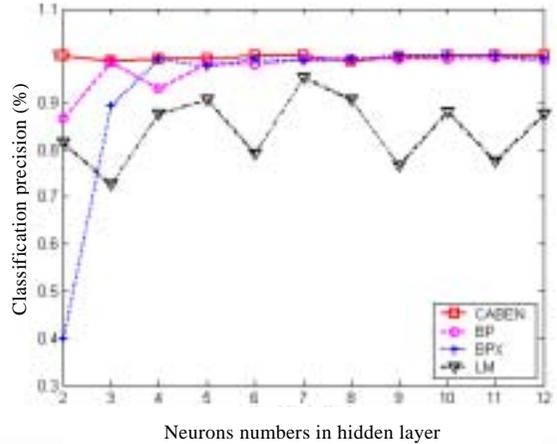


Fig.3 Experimental results for Wine data set  
图 3 Wine 数据集实验结果

图 2 和图 3 反映了分类结果随隐层结点数变化的情况.从图中我们可以看出,CABEN 方法的分类精度明显高于其他 3 种方法.观察每个图中各曲线随隐层结点的变化情况可以发现,CABEN 方法对应的曲线较为平坦,说明用 CABEN 方法构造的网络结构稳定,从而可以得到隐层结点数较少的网络,从另一方面也说明用该方法训练出的网络容错性能较好.

(2) 实验 2 的结果见表 4.

Table 4 Comparison with Bayesian and decision trees methods (testing precision: %)

表 4 与贝叶斯方法和决策树方法的比较(测试集精度:%)

Data sets	NB*	BN*	C4.5*	CABEN	Average difference
1 Cleveland	82.76 ± 1.27	81.39 ± 1.82	73.31 ± 0.63	84.16 ± 0.0192	4.99
2 Glass	69.66 ± 1.85	55.57 ± 5.39	69.62 ± 1.95	73.089 ± 0.0137	9.27
3 Iris	93.33 ± 1.05	94.00 ± 1.25	94.00 ± 1.25	95.60 ± 0.0126	1.62
4 Lymphography	79.72 ± 1.10	75.03 ± 1.58	77.03 ± 1.21	86.49 ± 0.0205	9.23
5 Vehicle	58.28 ± 1.79	61.00 ± 2.02	69.74 ± 1.52	86.10 ± 0.0051	23.09

在表 4 中,\*代表文献[3]中提到的方法,NB 为朴素贝叶斯分类方法,BN 为贝叶斯网络分类方法,C4.5 为 Quinlan 于 1993 年提出的决策树分类方法<sup>[5]</sup>.表 4 中最后一列为 CABEN 方法与前 3 种方法的平均差异,即  $((|CABEN|-|NB|)+(|CABEN|-|BN|)+(|CABEN|-|C4.5|))/3$ ,|代表该方法对应的测试集精度.

显然,CABEN 方法在上述 5 个数据集上的分类精度都是最高的.同时,我们看到,在 Glass,Lymphography 和 Vehicle 数据集上,CABEN 方法与前 3 种方法的平均差异较大,这就说明,在这些数据集上,CABEN 方法分类能力突出,改善明显.我们观察表 1 中这 3 个数据集的属性,发现这 3 个数据集的类别数为 4 或 7,说明这些数据集类别数较多,为较难分的数据集,而 CABEN 方法在这些数据集上相对于贝叶斯方法和决策树方法,表现优越.

#### 4 结束语

本文提出了一种基于多进化神经网络的分类方法 CABEN.该方法的核心思想是综合已有的神经网络和进

化计算等技术,首先针对具体问题抽象出输入数据集和各类别集合,利用改进的进化策略和 Levenberg-Marquardt 方法对多个神经网络同时进行训练,每个子网络采用三层前馈神经网络来建立分类模型.将待识别数据分别输入训练好的各个神经网络,依据最大值将数据划分到对应的类别,最后根据绝对多数投票法决定最终分类结果.在 UCI 机器学习数据库上的实验表明,该方法不仅可以较好地数据进行数据分类,而且结构稳定,具有良好的容错性能.同时,在训练时间没有明显增加的情况下,CABEN 方法的分类精度高于传统的神经网络方法 (BP,BPX,LM).与贝叶斯方法和决策树方法相比,它在分类精度方面也有显著的改善,尤其适用于多类别的复杂分类问题.CABEN 方法由于在应用进化策略时所表示的多个神经网络要求具有相同的结构,因而具有一定的局限性.本文下一步的工作主要是结合神经网络集成、并行进化算法等对 CABEN 方法进行改进,以提高其性能.

#### References:

- [1] Han JW, Kamber M. Data Mining: Concepts and Techniques. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 2001.
- [2] Theodoridis S, Koutroumbas K. Pattern Recognition. 2nd ed., New York: Academic Press, 2003.
- [3] Friedman N, Geiger D, Goldszmidt M. Bayesian network classifiers. Machine Learning, 1997,29(2-3):131-163.
- [4] Shi HB, Wang ZH, Huang HK, Li XJ. A restricted double-level bayesian classification model. Journal of Software, 2004,15(2): 193-199 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/15/193.htm>
- [5] Quinlan JR. C4.5: Programs for Machine Learning. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 1993. 1-25.
- [6] Buhrman H, de Wolf R. Complexity measures and decision tree complexity: A survey. Theoretical Computer Science, 2002,288(1): 2-43.
- [7] Arulampalam G, Bouzerdoum A. A generalized feedforward neural network architecture for classification and regression. Neural Networks, 2003,16(5-6):561-568.
- [8] Wang JG, Shang L, Chen SF, Wang YF. Application of fuzzy classification by evolutionary neural network in incipient fault detection of power transformer. In: Wunsch D, *et al.*, eds. Proc. of the Int'l Joint Conf. on Neural Networks, IJCNN 2004. New York: IEEE Press, 2004. 2279-2283.
- [9] Gupta AK, Greenwood GW. Static task allocation using  $(\mu, \lambda)$  evolutionary strategies. Information Sciences, 1996,94(1-4): 141-150.
- [10] Guo CH, Tang HW. Global convergence properties of evolution strategies. Mathematica Numerica Sinica, 2001,23(1):105-110 (in Chinese with English abstract).
- [11] Ajith A. Meta learning evolutionary artificial neural networks. Neurocomputing, 2004,56c:1-38.
- [12] Plagianakos VP, Vrahatis MN. Parallel evolutionary training algorithms for "hardware-friendly" neural networks. Natural Computing, 2002,1(2-3):307-322.
- [13] Blake CL, Merz CJ. UCI repository of machine learning databases. 1998. <http://www.ics.uci.edu/~mllearn/MLRepository.html>

#### 附中文参考文献:

- [4] 石洪波,王志海,黄厚宽,励晓健.一种限定性的双层贝叶斯分类模型.软件学报,2004,15(2):193-199. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/15/193.htm>
- [10] 郭崇慧,唐焕文.演化策略的全局收敛性.计算数学,2001,23(1):105-110.